

# 食品レビューにおける観点抽出とその検索への応用

芦澤亜里紗<sup>†</sup> 瀧田 慎<sup>†</sup> 大島 裕明<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 兵庫県立大学社会情報科学部 〒 651-2197 神戸市西区学園西町 8-2-1

E-mail: <sup>†</sup>fa19z004@guh.u-hyogo.ac.jp, <sup>††</sup>takita@sis.u-hyogo.ac.jp, <sup>†††</sup>ohshima@ai.u-hyogo.ac.jp

**あらまし** 本研究では、オンラインショッピングで食品を購入する際に、大量にあるレビューから欲しい情報を含むレビューを網羅的に検索するための手法を提案する。例えば、麺のコシについて書かれているレビューは、「弾力がある」や「硬い」のような表現で表される。これらのレビューは、同じ視点で書かれているにもかかわらず、ユーザーによって異なる表現で書かれている。そこで、同じ視点で書かれたレビューに同じ観点ラベルを付与することで、異なる表現のレビューも取得する。本研究では、レビューに観点ラベルを付与するために、BERTを用いる。使用するBERTモデルは、レビューを用いたタスクの性能を向上させるために、対象となるレビューで学習をおこない作成した。このレビュー学習済みBERTモデルに観点ラベル付与のタスクを解かせるためのデータは存在しないが、人手で作成するにはコストがかかる。そのため、疑似的にラベルを付与することでデータを作成した。この疑似的に作成したデータで、レビュー学習済みBERTモデルにタスクを解かせることで、検索エンジンを構築し、表現の差を埋めた検索を可能にする。

**キーワード** レビュー検索, 観点, 疑似データ, 分類, 食品レビュー, BERT  
 検索結果には含まれない。

## 1 はじめに

オンラインショッピングでは、実物を直接見ることができないため、購入の判断材料の1つとしてレビューを参考にする。その際、ユーザーは、大量にあるレビューから欲しい情報を見つける手段として、レビュー検索をおこなう。

そこで、本研究ではレビュー検索が必要な、レビュー数が多い商品を対象に、ユーザーに必要な情報を網羅したレビュー検索をおこなえるようにする。楽天にある「食品」、「スイーツ・お菓子」の商品のうち8,406個の商品はレビュー数が100件以上ある。これは購入の参考になる情報量が多いことを表しているが、100件以上もレビューがあるとユーザーが購入に必要な欲しい情報を探し出すには手間がかかる。また、100件以上レビューがある商品は人気商品であり、その情報を必要としているユーザーは多い。そのため、商品のレビュー検索は重要となってくる。実際に、楽天の人気の商品を見てみると(2022/11/16日現在)「食品」の上位10件中8件はレビューが8,000件以上あり、100件をはるかに上回るレビュー数であった。また、「スイーツ・お菓子」の上位10件は、すべて500件以上あり100件を上回るレビュー数であった。これらのことから、人気の商品のレビュー数は多く、レビュー検索の必要性は高い。

しかし、文字列マッチングなどを用いた検索では、検索システムに入力されるユーザーの任意の文字列に左右されるため、ユーザーに必要なレビューを網羅した検索をおこなうことは難しい。例えば、文字列マッチングの場合、表1のように入力「コシ」に対して、「弾力」などの言葉を含むレビューは、同様にうどんにおける硬さを表しているにもかかわらず検索結果に含まれない。また、表2のように、入力「こってり」に対して程度を表す「あっさり」といったレビューも必要な情報となるが検

そこで、本研究では通常の文字列マッチングでは検索できなかった異なる表現のレビューもユーザーに必要な情報とみなし、表現の多様性を考慮することで、ユーザーに必要な情報を網羅したレビュー検索システムを提案する。例えば、うどんのコシについての情報が欲しいユーザーが「こし」と入力して検索をおこなったとする。この場合ユーザーにとって入力の表現を含むレビューは、欲しい情報そのものであるため「こしが強くておいしかったです」のようなレビューは必要である。また、「弾力があり食べ応え抜群」のような入力と異なる表現のレビューも「こし」と同じ視点で書かれたユーザーに必要なレビューとなるため検索できるようにする。しかし、入力と同じ表現を含んでも「としこしそばの代わりに食べました」のようなレビューは視点が異なり、ユーザーにとって必要な情報ではない。今回は、レビューの網羅性を重視するため、表現の違いによって含まれてしまう必要でない情報を完全には考慮できていない。

異なる表現のレビューを取得するには、図1のように同じ視点で書かれたレビューに同じラベルを付与することで実現できる。そこで、本研究ではBERTを用いてレビューにラベルを付与するモデルを作り、表現の差を考慮した検索システムを作成する。BERTは、解きたいタスクを学習すると、そのタスクを解くことができるようになる。そのため、ラベル付与タスクを解くためには、ラベルを付与したレビュー1文のデータで学習する必要があるが、そのデータは存在しない。そこで本研究では、ラベル付与タスクを学習するためのデータを作成した。しかし、データを人手で作成するにはコストがかかる。そのため人手ではなく、図2のように、ある言葉を含んだレビュー1文に自動的にラベルを付与したものと、類似するレビュー1文に疑似的にラベルを付与することで、学習に使用するデータを作成した。

表 1 同じ意味の異なる表現で書かれたレビューの入出力例

目的の商品	うどん
欲しい情報	うどんにコシがあるか
入力	コシ
文字列マッチングの出力	コシが強くておいしかったです
異なる表現の出力	今まで食べた中で一番弾力があって満足

表 2 反対の意味で多様な表現で書かれたレビューの入出力例

目的の商品	豚骨ラーメン
欲しい情報	こってりしているか
入力	こってり
文字列マッチングの出力	こってりはしてた
反対の意味を含むレビューの出力	思ったよりもあっさりしていて食べやすい

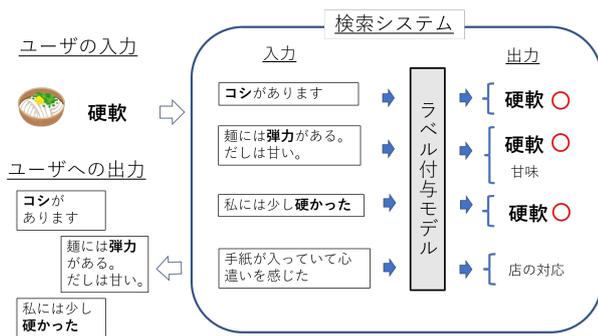


図 1 異なる表現のレビューの取得

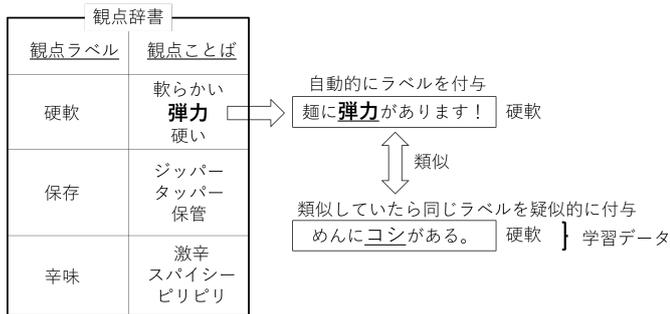


図 2 観点ラベル付与とタスクの学習データの作成

## 2 関連研究

### 2.1 オンラインショッピングに関する研究

本研究では、オンラインショッピングを利用する際の、レビュー検索に焦点を当てている。検索に関する先行研究として、木田ら [25] によって検索クエリに関する研究や、Ben ら [2] によってファセット検索（あらかじめ用意されている検索条件を選択する検索の仕方）に関する研究がおこなわれている。

しかし、商品に関する情報を取得するための研究はレビュー検索だけでない。Liu ら [7] によって、製品の特徴を視覚的にあらわすことで、一目見ただけで消費者が思う製品の長所と短所を知ることができる研究がおこなわれている。また、Fang ら [4] によって、レビューの要約などに利用できる研究がおこなわれている。この研究では、文の情報量ランキングと構造的

センチメント分析をおこない、定式化することで、センチメント説明のランキング問題を解決している。

また、オンラインショッピングに関する研究では、レビューから情報を抽出することで、システムの構築をおこなう研究は多い。例えば、杉木ら [15] によって、商品検索に焦点を当てた研究がおこなわれている。この研究では、検索クエリとレビューから情報を抽出し、感情表現シソーラスを構築した検索方式を提案している。また、本田ら [24] によって、商品推薦がおこなわれており、商品レビューには、ユーザの使用目的が書かれていることに着目し、目的を抽出することで、商品推薦を提案している。他にも、石野ら [17] は、購買意図をレビューから抽出することで、商品検索のシステムを構築していたり、村本ら [18] によって、レビューから主観的意見を抽出することで商品情報を得るための研究がおこなわれていたりする。Hu ら [5] によって、レビューを要約する際に、特徴抽出とレビューが肯定的か否定的かの識別情報を使用する研究がおこなわれている。単純な名詞と動詞群を識別し、特徴抽出をおこなっていた。

### 2.2 味に関する表現の獲得

本研究では、「食品」、「スイーツ・お菓子」のレビューを対象としているため、味覚の表現などにも着目している。先行研究では、林ら [26] によって、飲食店レビューにおいてどのような美味しさ表現が重要とされているかの分析が行われている。シズルワードを用いて分析した結果、「味覚」「食感」「匂い」は美味しさの想起を促す言葉であることが分かった。

また、武藤ら [23] によって、英語と日本語の美味しさを表す言葉に関する研究がおこなわれている。その際、味を広い意味でとらえた分析をするために、本研究でも使用している味ことば分類表が使用されていた。

### 2.3 コストの削減のための疑似的なデータの作成

レビューから意見情報を抽出するには、辞書を人手で作成する必要がある。しかし、膨大なコストがかかってしまうことや、精度が上がらないなどの欠点がある。そこで田中ら [20] によって、教師あり学習を用いる事で、辞書作成のコストを減らした研究がおこなわれている。また、山西ら [11] の研究では、飲食店レビューを料理とホスピタリティーの 2 種類に分類する

ために、クックパットデータセットのつくればと楽天トラベルのレビューを疑似コーパスとして利用することで、コストを減らしていた。他にも、自見ら [13] や Mokrii ら [8] によっておこなわれている。自見らの研究では、直喩文であるか非直喩文であるかを分類しているのだが、英語に訳すと、“like” は直喩文になる傾向、“as” は非直喩文になると仮定をおき、データを作成していた。また、訓練データに用いたデータによって直喩文と非直喩文の分類に偏りが見られたので、それぞれのデータ数をそろえることで分類の偏りを改善している。Mokrii らの研究では、BM25 スコアラーによって疑似ラベルを生成している。また、自然言語だけでなく、画像を用いた研究でも疑似的にデータを作成する方法が党紀ら [21] や小林ら [14] によっておこなわれている。

## 2.4 BERT を用いた研究

BERT に関する研究が Vaswani ら [10] や Devlin ら [6], Chen ら [3] などによっておこなわれている。本研究では BERT を、類似度を計算する時やラベル付与タスクを行うときに利用したが、BERT は様々な研究で利用されている。例えば、谷ら [19] によって BERT を用いて得た分散表現に多くの情報を付与する研究がおこなわれている。この研究では、多くの情報を付与することで、アノテーションデータ以外の情報を学習に用いていた。また、内藤ら [22] によって、議論内容に関連した理解促進につながる情報を抽出するための研究がおこなわれており、クエリ予測と議論している文脈に沿った関連情報を選び出すために、BERT が使用されていた。他には、山田ら [12] によって、文章に対して情報タイプの付与をする研究がおこなわれている。その際、AutoML と BERT が用いられていた。訓練で、BERT に対するファインチューニングをおこなう際に、最終の 12 層目のみしか再学習していなかったため、性能が低くなっていた。Niwa ら [9] によって、事前に学習したマスク言語モデルを微調整する研究がおこなわれていたり、マスク処理の際に、Bao ら [1] によって、疑似マスクという新しい学習方法を用いられた研究がおこなわれていたりする。

## 3 レビューデータセット

本研究で使用するレビューデータについて述べる。本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより楽天グループ株式会社から提供を受けた「楽天データセット」の商品レビューデータを使用している。使用したデータは、2015 年の 1 月から 2019 年の 12 月までの 5 年間のデータである。

全ジャンルのレビュー数は約 7,000 万件と膨大であり、ジャンルごとにレビューに書かれている内容の特徴も異なる。例えば、食品のレビューには美味しさに関する意見が書かれているレビューが多く、電化製品のレビューでは、傷や使いやすさに関するレビューが多い。そのため、すべての商品ジャンルを網羅した検索システムを作成することは難しく、観点ラベルの作成や評価データを作成することも大変である。

そこで今回は、「食品」、「スイーツ・お菓子」に絞ることでジャ

ンルの特徴をつかみ、欲しい情報を取得する検索をおこなえるようにする。その結果、「食品」、「スイーツ・お菓子」に絞ったデータ数は約 650 万件となった。

本研究では、レビューに付随する情報のうち、店舗 ID、商品 ID、商品ジャンル ID、投稿者 ID、商品ジャンル ID パス、評価ポイントを使用した。また、店舗 ID と商品 ID をもとに商品特定するための商品 No の作成や、商品ジャンル ID パスを使用してパスをたどったジャンルの作成をおこなった。表 3 に、使用したデータの詳細を示す。

## 4 レビューに付与する観点ラベルの作成

異なる表現で書かれたレビューを検索するシステムを作成するには、同じ視点で書かれているレビューに同じラベルを付与する必要がある。そこで、このラベルを本研究では観点ラベルとよび、作成する。例えば、あるうどんに書かれているレビューとして、以下の様な 2 つのレビューがあるとする。

- 麺に弾力があまりない気がします
- コシがあって美味しい

この 2 つのレビューは、ある商品の「うどん」に対して麺の硬軟についての視点で書かれている。この硬軟が、2 つのレビューに付与されるべき観点ラベルの 1 つであり、この章で作成するものである。観点ラベルは、美味しさの表現に関する書籍に書かれた味分類表の分類項目と著者 3 名による話し合いにより作成した。

### 4.1 書籍から得た観点ラベル

瀬戸 [16] によって書かれた書籍には美味しさに関する言葉が書かれている。その中に味言葉分類表の分類項目がある。まずはこの分類項目を観点ラベルとした。しかし、分類項目のうち一般評価 (a) と一般評価 (b) を分けることは、観点ラベルとして適切でないと判断し、一般評価としてまとめた。その結果、書籍からは甘味や硬軟など、37 個の観点を取得した。

### 4.2 話し合いにより作成した観点

レビューには梱包や店の対応などの特有の視点で書かれたものがあるにもかかわらず、書籍からは美味しさに関する視点のみの観点ラベルしか作成できない。また、書籍から得た観点ラベルは、レビューに特化したものではない。そこで、レビューに書かれたもののうち欲しい情報の視点を観点と呼び、話し合いにより得た観点と書籍から得た観点ラベルを比較することで、「食品」「スイーツ・お菓子」のレビューに対応した観点ラベルを作成した。

#### 4.2.1 話し合いによる観点ラベル作成に用いたデータ

話し合いに用いたデータの作成方法を以下で説明する。まず、ジャンルを「食品」、「スイーツ・お菓子」に絞った 6,477,422 件のデータのうち 100,000 件をランダムに取得した。話し合いの際に、レビューのどの部分を参考にして観点ラベルを付与したのかを明確にするために、レビューを 1 文ずつに分けた。このデータから 1,000 件を取得し、話し合いによる観点付けで使用

表 3 レビュー以外の情報

データ	データ詳細	例
店舗 ID	店舗ごとに付与された ID	255162
商品 ID	商品ごとに付与された ID	10000001
商品ジャンル ID	商品のジャンルに付与された ID	412237
投稿者 ID	マスクしたユーザ名	user.1
商品ジャンル ID パス	トップジャンルからのジャンル ID パス	/0/100227/100256/110494/412233/412237
評価ポイント	0-5 の 6 段階評価	5
商品 No	自身で作成した、「商品 ID」と「店舗 ID」が一致する商品に対して 1-627664 の数字をつけたもの	9160
ジャンル	商品ジャンル ID パスからたどったジャンル名の羅列 ジャンルの名前がない番号はその他としている	食品/精肉・肉加工品/七面鳥

するデータとした。

#### 4.2.2 観点ラベル作成のための話し合い

話し合いをおこなう人数は 3 人とし、著者に加えて 2 人の共著者でおこなった。まずは、1,000 件のレビュー 1 文に当てはまる観点を 1 人ずつ列挙した。観点を付与する際、ジャンルも参照した。以下はレビュー 1 文に付与した観定の例である。

- レビュー 1 文

- － 香り良く、薄くて食べやすく、とても美味しいです。

- ジャンル

- － スイーツ・お菓子/クッキー・焼き菓子/クッキー/豆乳・おからクッキー

- 付与した観点

- － 「香り」、「厚さ」、「美味しさ」

このように 3 人それぞれが観点付与をおこなった後に、付与した観定が異なるものは 3 人で話し合いをおこない、観定を付与し直した。

#### 4.3 作成した観点ラベル

書籍から得た観点ラベルと話し合いにより作成した観定を 3 人で比較した。比較するために、話し合いにより作成した観定が、書籍から得た観点ラベルに含まれるかを分類した。書籍の観点ラベルに分類されなかった観定を追加の観点ラベルとし、書籍より作成した 37 個の観点ラベルに 9 個の観点ラベルを追加し、表 4 に示すように計 46 個の観点ラベルを作成した。

## 5 レビューを学習したモデルの作成

本研究では、日本語事前学習済み BERT モデルにレビューを学習させることでレビューに特化したレビュー学習済み BERT モデルを作成した。日本語事前学習済み BERT モデルは、東北大学の乾研究室により提供された BERT モデル (cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking) を使用した。このモデルは、日本語 Wikipedia で学習することで日本語に特化したモデルを作成している。モデルがレビューに特化するための学習には、楽天レビューデータの「食品」、「スイーツ・お菓子」のレビューデータを使用した。

### 5.1 学習と評価に使用するデータ

あらかじめ、学習をおこなうための学習データと検索システム作成後にモデルを評価するための評価データに分けた。学習データと評価データには 4 節での観点ラベル作成に用いた商品は使用しないこととした。また、検索システムの利用をレビュー数が多い場合と想定しているため、評価データは、レビューが 100 件以上ある商品からランダムに商品を抽出した。観点付けに使用していないレビューのうち、評価データに使用していないデータすべてを学習データとした。その結果、学習データは 5,599,503 レビュー、評価データは 169,781 レビューとなった。

### 5.2 レビューに特化したモデル作成のための学習

「食品」、「スイーツ・お菓子」に絞った楽天レビューデータで東北大学の BERT モデルに学習をおこなった。学習をおこなう際、トークナイザに未知語の追加をおこなった。まず、レビューからそのまま未知語を取得すると、記号や小文字から始まるものや、意味を持たない語、レビューに出てくる頻度が低いものが含まれていた。そこで、学習データのうち 10 万レビューに 1 回の頻度で出現する語で、ひらがな、カタカナ、漢字であるもの、1 文字目が小文字で始まらないものを未知語として追加した。その結果、285 個の未知語を追加し、未知語追加後のトークナイザの語彙数は 32,285 となった。

学習をおこなう際にはトークン長を指定する必要がある。まず、トークン数が 170 以下のレビュー数のヒストグラムを図 3 に示す。図 3 からわかるように、ほとんどのトークン数が 100 前後である。そこで、楽天の「食品」、「スイーツ・お菓子」の全レビューのうちトークン数が 128 以下であったものの割合を調べてみた。すると 96% のトークン数が 128 以下に収まったので学習をおこなう際のトークン長は、128 とした。

## 6 観点ラベル付与タスクを学習するためのデータ作成

レビュー学習済み BERT がレビュー 1 文に観点ラベルを付与することができるようになるには、どのようなレビューにどの観点ラベルが付与されるのかを学習しなければならない。また、学習をおこなう際には、レビューではなくレビュー 1 文に対して学習をおこなうことで、どのような文にラベルを付与するべ

表 4 最終的に取得した観点

一般評価 (味ことばに限定されない表現: 人の性格などを表す), 味覚評価 (味そのものを評価する表現), 素材 (素材そのものの表現), 素材特性 (素材の特性を表す), 甘味 (五味のひとつ), 酸味 (五味のひとつ), 塩味 (五味のひとつ), 辛味 (塩味の低位類か), 苦味 (五味のひとつ), 渋味 (五味のひとつ), 旨み (五味のひとつ), 静騒 (聴覚の表現), 擬音 (擬音による表現), 色 (色彩の表現), 明暗 (明暗濃淡の表現), 透明度 (透明度の表現), 形態 (全体的な形の表現), 大小 (全体的な大きさの表現), 垂直 (上下・厚みの表現), 水平 (横への広がり表現), 奥行き (奥の表現), におい (中立的なにおいの表現), 芳香 (いいにおいの表現), 悪臭 (臭いにおいの表現), 硬軟 (テクスチャー表現のひとつ), 乾湿 (テクスチャー表現のひとつ), 粘性 (テクスチャー表現のひとつ), 触性 (テクスチャー表現のひとつ), 圧覚 (軽重の表現), 痛覚 (痛みを伴う刺激表現), 温覚 (暖かみの表現), 冷覚 (冷たさの表現), 場所 (場所と結びついた表現), 時 (時代の表現), 作り方 (状況表現のひとつ), 食べ手 (状況表現のひとつ), 製造プロセス (状況表現のひとつ) 価格, 健康, 鮮度, 食べ方・作り方・使い方, 配送, 品質, 保存, 店の対応, 包装・梱包

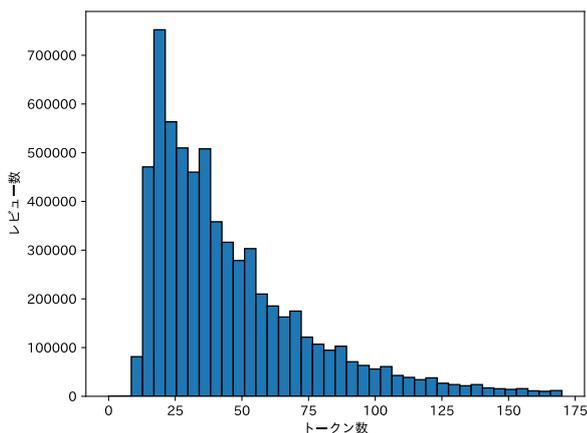


図 3 トークン数が 170 以下のレビュー数 (bins = 40)

きかを学習しやすくする。そこで、観点ラベルが付与されたレビュー 1 文のデータが必要となる。しかし、このようなデータは存在せず、人手で作成するにはコストがかかる。

そこで本研究では、レビュー 1 文に疑似的にラベルを付与することでデータ作成のコストを減らす。疑似的なラベル付きデータの作成は 2 つのステップでおこなう。まず、観点辞書を作成し、観点ことばが含まれているレビューに自動的に観点を付与する。次に、観点ことばを用いて作成したレビューに類似しているレビューに同じ観点を疑似的に付与する。この疑似的に取得したラベル付きデータをレビュー学習済み BERT モデルで学習するための疑似学習データとする。

### 6.1 観点辞書の作成

観点辞書データは、レビュー 1 文に観点ラベルを自動的に付与するためのものである。例えば、「このカレー激辛」のように「激辛」という言葉を含んでいるレビュー 1 文には観点ラベル「辛味」を付与できることは自明である。

そこで、このように自明に観点ラベルを付与できることばを観点ことばと呼び、それぞれの観点ラベルに観点ことばを付与したものを観点辞書とした。4 節で作成した観点ラベルのうち書籍を参考にしたものは、各分類項目に分類されている味ことばを観点ことばとした。話し合いにより作成したものには、レビューから抽出してきた言葉を参考に列挙したものを観点ことばとし、書籍で作成した観点ことばにも追加した。しかし、た

だ列挙したもので自動的に観点ラベルを付与すると、想定しているものとは異なる意味のレビューに、誤った観点ラベルを付与してしまう可能性がある。誤って作成してしまう例を、以下に示す。

- とても辛い！舌がしびれました。
- この中華料理屋さんは遠くて行き辛いので、おうちで食べることができてうれしい。

この二つのレビューにはともに「辛い」という言葉が含まれている。しかし、1 つ目のレビューは辛さについて表しているのに対して、2 つ目のレビューは、辛さについて表したレビューでないにもかかわらず、辛味という観点ラベルが付けられてしまう。このように、誤解を招く表現を観点ことばに入れてしまうと、誤ったデータを作成してしまうため、そのような言葉を観点ことばに入れるべきではない。

そこで観点ことばを含むレビュー 1 文を観点ことばごとに、ランダムに 10 個取得し、正しい観点ラベルを付与することができているかを確認した。正解率が 9 割を超えるもののみを自動的に観点を付与できる良い観点ことばとした。取得できたレビュー 1 文が 10 個以下のものは、正解率が 10 割のもののみを良い観点ことばとした。観点ことばを含むかの判断は、観点ことばとレビュー 1 文それぞれを基本形に直したものの一致を測ることでおこなった。その結果、592 個の良い観点ことばが作成できた。作成した観点辞書を一部抜粋したものを、表 5 に示す。この良い観点ことばでラベル付けしたレビュー 1 文と観点ラベルのデータを取得した。

### 6.2 類似度を利用した疑似的なラベル付きデータの作成

同じ商品で同じ高評価または低評価のレビューは、同じ視点でレビューが書かれていることが多い。そこで、良い観点ことばでラベルを付与したレビュー 1 文と同じ商品で、同じ評価 1 または評価 5 の商品のうち、類似しているレビュー 1 文には同じ観点を付与することができると疑似的にみなし、疑似学習データを作成した。類似を計算するするレビューを取得するための指標として、表 6 に記載する「商品 No, 評価ポイント」の 2 つのデータを使用した。

良い観点ことばを使用して取得したレビュー 1 文と「商品 No, 評価ポイント」が同じレビュー 1 文を、類似を計算する

表 5 作成した観点辞書の一部抜粋

観点	良い観点ことば
一般評価 (味ことばに限定されない表現 ; 人の性格などを表す)	エレガント, すばらしい, まあまあ, 程よい, やぼったい
味覚評価 (味そのものを評価する表現)	美味, 味わいがある, まずい, 繊細な
素材	米の風味, 塩からい, フルーティーな
素材特性	固有の, 自然の, 素朴な, 肉感のある
甘味 (五味のひとつ)	甘い, 甘ったるい, 甘み, 甘口, 甘味
酸味 (五味のひとつ)	酸い, 酸っぱい, 酸度, 酸味
塩味 (五味のひとつ)	しょっぱい, 塩気, 塩辛い, 塩味, 甘塩, 薄塩
辛味 (塩味の下の種類)	激辛, スパイスな, ビリビリする, 火を噴くような
苦味 (五味のひとつ)	ほろ苦い, 苦味, にがみばした, 苦い
渋味 (五味のひとつ)	渋み, 渋味, えぐい
旨み (五味のひとつ)	うまい, 旨み, 旨味
静騒 (聴覚の表現)	うるさい, ざわついた, にぎやかな
擬音 (擬音による表現)	コリコリ, サクサク, バリバリ, プチプチ
色 (色彩の表現)	黒い, 青い, 茶色い, 鮮やかな
明暗 (明暗濃淡の表現)	ほんのり, 輝く, 淡麗
透明度 (透明度の表現)	曇った, 透き通った, 透明感のある, 濁った
形態 (全体的な形の表現)	太い, ふっくらした, ぼんやりした
大小 (全体的な大きさの表現)	ボリューム感のある, 小粒な, 縮む
垂直 (上下・厚みの表現)	厚い, 深い, 重層的な
水平 (横への広がり表現)	伸びのある, 広がる, 太くなる
奥行き (奥の表現)	奥深い, 奥行きがある
におい (中立的なにおいの表現)	の香り, のにおい
芳香 (いいにおいの表現)	香り, 芳しい, 香ばしい, 香る
悪臭 (臭いにおいの表現)	生臭い, 臭い, 血なまぐさい
硬軟 (テクスチャー表現のひとつ)	堅い, 固い, 硬い, 歯ごたえ, 柔らかい, 軟らかい
乾湿 (テクスチャー表現のひとつ)	湿り気, 湿気た, 爽快な, ドライ
粘性 (テクスチャー表現のひとつ)	あっさり味, こったり, ぬめぬめ, ねばねば, 脂っこい
触性 (テクスチャー表現のひとつ)	さらさら, ざらざら, つるつる, ぬるぬる, 粗い
圧覚 (軽重の表現)	重い, ずっしり, 軽やかな
痛覚 (痛みを伴う刺激表現)	突き刺すような, ちくちくする, 刺激的な
温覚 (暖かみの表現)	暖まる, あったかい, 生ぬるい
冷覚 (冷たさの表現)	涼しげな, 冷たい, 冷やっこい
場所 (場所と結びついた表現)	学食の, コンビニの, 瀬戸内海ならではの
時 (時代の表現)	懐かしい, 昭和の, 昔ながらの, 新時代の
作り手 (状況表現のひとつ)	こだわりの, プロの, 丹精込めた
食べ手 (状況表現のひとつ)	お子様向き, 大人の, 女性向きの, 庶民の
製造プロセス (状況表現のひとつ)	じっくり発酵させた, 凝りに凝った, 寝かせた
包装・梱包	のし紙, 梱包, 包装
店の対応	おまけ, 取り置き, 手紙
保存	ジッパー, タッパー, 保管
品質	カビ, 傷, 傷む, 訳アリ, 訳あり, 屑物
配送	宅配, 到着, 届く, 納期, 配送, 発送
食べ方・作り方・使い方	オープン, パーベキュー, レシピ, レンチン, 解凍, 焼く, 蒸す
鮮度	完熟, 食べごろ, 新米, 鮮度
健康	カロリー, コラーゲン, サブリ, 栄養, 血圧, 健康
価格	クーポン, コスパ, 安い, 円, 価格, 格安, 割引, 激安, 高い, 高価, 送料, 値上がり, 値段

レビューのペアデータとした。これらのレビュー 1 文を、レビュー学習済み BERT モデルに入力して得られたベクトルを用いて、ペアデータの cosine 類似度を計算した。この cosine 類似度が閾値 0.97 以上であるものを類似しているレビュー 1 文であるとみなし、よい観点ことばで作成したデータと同じ観点を付与し、疑似学習データを作成した。疑似学習データは、454,752 件の学習データに対して作成した。

## 7 実験

本節では、良い観点ことばで作成したデータとの類似から疑似的にラベルを付与した疑似学習データを用いて、観点ラベル付与 BERT モデルの作成をおこなう。このモデルを使用して検索システムを作成し、評価をおこなう。

### 7.1 BERT を用いた観点ラベル付与タスクの学習

5 節で作成した、レビュー学習済み BERT モデルを使用する。このモデルに、レビュー 1 文に観点ラベルを付与した学習

データで学習をおこない、観点ラベル付与タスクを学習した。この観点ラベル付与 BERT モデルは、マルチラベル分類をおこなう。そのため、活性化関数にシグモイド関数を用いており、46 個の観点ラベルそれぞれで 0 か 1 かの 2 値分類をおこなっている。

### 7.2 検索システムと評価に使用したデータ

検索システムと評価に使用したデータについて説明する。まず、評価データから 20 商品のレビューを取り出し、この 20 商品のそれぞれのレビューから 100 個ずつレビュー 1 文を取り出した。これを検索システムに使用するデータとした。次に、46 個の観点ラベルのうちあてはまるものに 1、あてはまらないものに 0 を人手で付与することで正解データを作成した。

### 7.3 検索システムの作成

観点ラベル付与 BERT モデルを用いて、欲しい商品 No と欲しい観点ラベルの番号を入力すると、ランキング形式でレビューを出力できる検索システムを作成した。モデルへの入力

表 6 疑似タスクに用いるデータ

データ	データの内容の説明
商品 No	「商品 ID」と「店舗 ID」が一致する商品に対して 1-627664 の数字をつけたもの
評価ポイント	評価 1 または評価 5 のみのデータ

はレビュー 1 文であるため、商品 No と投稿者 ID、レビュー 1 文に分ける際にあらかじめ保持していたレビューの何番目の文であるかのインデックス番号の 3 つのデータに基づいてレビューにした。観点ラベルの番号は、観点ラベルに 0~45 の数字を与えたものである。

ランキングは、ラベル付与タスクを学習した BERT から、ラベルを予測する際に出力された予測値に基づいておこなった。出力するレビューは、予測値が 0.5 以上のもののみとした。正解データのうち、商品 No と投稿者 ID が一致するレビュー 1 文に同じ観点ラベルが付与されている場合は、1 番高い値の予測値をランキングに使用し、レビューのランキングとした。検索結果は、上位 1 位から 7 位には良い観点ことばが含まれる適合文書が多くなっていったが、8 位から 13 位には適合文書かつ、良い観点ことばとは異なる表現のレビューも検索結果として出力することができた。以下は、良い観点ことばが含まれないレビューの実際の入出力例である。

#### ● 欲しい商品と欲しい観点ラベル

- 商品：アマニ油（商品 No：1603）、観点ラベル：食  
べ方・作り方・使い方（観点ラベルの番号：42）

#### ● 出力された良い観点ことばとは異なる表現のレビュー

- （8）コクが出てとてもおいしく食べられます。納豆サラダ以外にも挑戦してみたいので同封してもらったレシピを参考にさせていただきます。
- （9）納豆、卵かけご飯、サラダ等にかけて食べています。
- （10）悪阻中なので勇気がなく、生でスプーンで飲む方法はまだ試していませんが、生サラダの（主にトマト）ドレッシングとして使ったり、パンに付けて食べたりしています。
- （11）生野菜サラダなどにかけて食べていますが、癖が少なくとても食べやすいです。
- （12）あと、納豆にかけて食べるのも食べやすかったです。
- （13）納豆や野菜サラダにかけてます。

このように良い観点ことばとは異なる表現でありながら、「食べ方・作り方・使い方」について述べているレビューを検索結果として出力することができた。

#### 7.4 評価

良い観点ことばを含むレビューは、上位に検索されることが多い。しかし、多様な表現のレビューを検索できるようにするためには、良い観点ことば以外の表現のレビューも検索できている必要がある。そこで、良い観点ことばが含まれていないレビューでランキングしたものうち、適合文書がどれほど上位にあるかを観点ラベルごとに評価をおこなう。大量にあるレ

ビューから欲しい情報を 10 件も見つけるのは大変であると仮定し、nDCG@10 を用いて評価した。nDCG@10 は、検索結果の上位 10 件のレビューのうち、上位に適合文書がある場合には値が高くなり、下位に適合文書がある場合にはペナルティが課される。評価には、正解データを用いており、商品 No と観点ラベルごとに計算をおこない、観点ラベルごとに平均した（小数点以下第 3 位を四捨五入）。計算結果を表 7 に示す。

「食べ方・作り方・使い方」や「味覚評価」は、適合文書が上位に出現していたため、値が他の観点ラベルに比べて高かったが、全体的に値が低くなっていた。原因の一つとして、良い観点ことばが適合文書がある程度網羅してしまったことがあげられる。良い観点ことばを作成する際に、実際のレビューを頻出順にソートして分析したりした。そのため、観点ラベルごとに良い観点ことばを含まないレビューを抽出する際に、適合文書が少なくなってしまう。また、評価データは、20 商品かつ 100 レビューずつとデータを絞っている。そのため、観点ラベルごとのレビュー数に偏りがあり、絞ったレビュー内容に左右されてしまうことも原因であると考えられる。

## 8 まとめと今後の課題

本研究では、BERT を用いて、同じ視点で書かれた異なる表現のレビューを取得できる検索システムの作成を実現した。また、BERT モデルがラベル付与タスクを学習するためのデータを疑似的に作成することで、人手で作成することへのコストを減らした。

今回作成した、検索システムの評価結果から、良い観点ことばを網羅しなかった場合のような結果になるのかを検証したり、学習や評価に使用するデータ数の偏りなどを改善する必要があると考える。

また、レビューや観点付与を学習する際に、「食品/精肉・肉加工品/七面鳥」のような細かなジャンルまでは考慮しなかった。しかし、学習の際にジャンルも一緒に学習することで、麺における硬さは弾力に近いものであり、ナッツにおけるかたさは弾力とは遠いものであることが分かるようになると思った。そのため、今後の研究では、学習時にジャンルも考慮したいと考えている。

今回は、レビューの網羅性を重視していたため、異なる表現のレビューを取得する際に含まれてしまう必要でない情報を完全には考慮することができなかった。そのため、今後の研究では、ユーザが欲しい情報のみを抽出し、網羅した検索システムの作成を目指す。

本研究では、データ数が膨大であることと、精度向上を目指して、対象とするデータを「食品」と「スイーツ・お菓子」に絞った。しかし、ユーザはオンラインショッピングをするとき

表 7 良い観点ことばを含むレビューを検索対象から除去した nDCG@10

一般評価	味覚評価	素材	素材特性	甘味	酸味	塩味	辛味	苦味	渋み	旨み	静騒
0.12	0.45	0.08	0.20	0.00	0.02	0.10	0.06	0.04	0.00	0.09	0.03
擬音	色	明暗	透明度	形態	大小	垂直	水平	奥行き	におい	芳香	悪臭
0.11	0.31	0.20	0.00	0.07	0.15	0.08	0.03	0.00	0.19	0.05	0.18
硬軟	乾湿	粘性	触性	圧覚	痛覚	温覚	冷覚	場所	時	作り手	食べ手
0.21	0.17	0.31	0.14	0.23	0.05	0.02	0.03	0.09	0.02	0.00	0.11
製造プロセス	包装・梱包	店の対応	保存	品質	配送	食べ方・作り方・使い方	鮮度	健康	価格		
0.00	0.20	0.23	0.15	0.13	0.20	0.55	0.07	0.24	0.20		

「食品」や「スイーツ・お菓子」だけではなく、「家電」や「服」などその他のジャンルの商品も購入する。そこで、今後は今回提案した検索システムをベースに、対象商品の拡張に取り組み、多様な商品に適用できる汎用的な検索システムを作成したい。

## 謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP21H03775, JP21H03774, JP21H03554, JP18H03244, JP22H03905 の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

## 文 献

- [1] Hangbo Bao, Li Dong, Furu Wei, Wenhui Wang, Nan Yang, Xiaodong Liu, Yu Wang, Jianfeng Gao, Songhao Piao, Ming Zhou, et al. Unilmv2: Pseudo-masked language models for unified language model pre-training. In *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*, pp. 642–652, 2020.
- [2] Ori Ben-Yitzhak, Nadav Golbandi, Nadav Har’El, Ronny Lempel, Andreas Neumann, Shila Ofek-Koifman, Dafna Sheinwald, Eugene Shekita, Benjamin Sznajder, and Sivan Yogev. Beyond basic faceted search. In *Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 33–44, 2008.
- [3] Tianyu Chen, Shaohan Huang, Furu Wei, and Jianxin Li. Pseudo-label guided unsupervised domain adaptation of contextual embeddings. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Domain Adaptation for Neuro Linguistic Programing*, pp. 9–15, 2021.
- [4] Lei Fang, Qiao Qian, Minlie Huang, and Xiaoyan Zhu. Ranking sentiment explanations for review summarization using dual decomposition. In *Proceedings of the 23rd Association for Computing Machinery International Conference on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 1931–1934, 2014.
- [5] Mingqing Hu and Bing Liu. Mining opinion features in customer reviews. In *Proceedings of the 19th National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 755–760, 2004.
- [6] Jacob Devlin Ming-Wei Chang Kenton and Lee Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 4171–4186, 2019.
- [7] Bing Liu, Mingqing Hu, and Junsheng Cheng. Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the web. In *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web*, pp. 342–351, 2005.
- [8] Iurii Mokrii, Leonid Boytsov, and Pavel Braslavski. A systematic evaluation of transfer learning and pseudo-labeling with bert-based ranking models. In *Proceedings of the 44th International Association for Computing Machinery’s Special Interest Group on Information Retrieval Conference on*

*Research and Development in Information Retrieval*, pp. 2081–2085, 2021.

- [9] Ayana Niwa, Keisuke Nishiguchi, and Naoaki Okazaki. Predicting antonyms in context using bert. In *Proceedings of the 14th International Conference on Natural Language Generation*, pp. 48–54, 2021.
- [10] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30, pp. 5998–6008, 2017.
- [11] 山西良典, 藤岡寛子, 西原陽子. 擬似コーパスを用いた飲食店レビューの観点の自動分類. *人工知能学会論文誌*, Vol. 36, No. 1, pp. W12–A1–8, 2021.
- [12] 山田侑樹, 樫山淳雄, 小川雄太郎. OSS プロジェクトの Issue 議論内容に対する BERT および AutoML を用いた文章分類の提案. *人工知能学会第 34 回全国大会論文集*, 2020.
- [13] 自見仁太郎, 嶋田和孝. 疑似データ獲得による直喩文判定手法と分類モデルの考察. *電子情報通信学会技術研究報告*; 信学技報, 2022.
- [14] 小林賢一, 辻順平, 能登正人. ディープラーニングを用いた画像処理による農作物病害診断への data augmentation の応用. 第 79 回全国大会講演論文集, Vol. 2017, No. 1, pp. 289–290, 2017.
- [15] 杉木健二, 松原茂樹. カスタマーレビューに基づく商品検索のための感性表現シソーラスの構築. *言語処理学会第 15 回年次大会発表論文集*, pp. 781–784, 2009.
- [16] 瀬戸賢一. ことばは味を超える: 美味しい表現の探求. *Kaimeisha*, 2003.
- [17] 石野亜耶, 村上浩司, 関根聡. 商品レビューからの購買意図の抽出とそれを用いた商品検索システムの構築. *言語処理学会 第 20 回次大会 発表論文集*, pp. 622–625, 2014.
- [18] 村本直樹, 大島裕明, 湯本高行. 係り受けと分散表現を考慮したレビューからの属性と意見の抽出. *電子情報通信学会技術研究報告*; 信学技報, Vol. 118, No. 107, pp. 9–14, 2018.
- [19] 谷健太郎, 上野史, 太田学. 文のマルチカテゴリ分散表現の獲得とその応用. 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2021) 論文集, H21-1, 2021.
- [20] 田中俊行, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦. 評判分析システムのための教師あり学習を用いた意見抽出. *電子情報通信学会論文誌 D*, Vol. 94, No. 11, pp. 1751–1761, 2011.
- [21] 党紀, 松山当也, 全邦釘, 史紀元, 松永昭吾. UAV 画像における損傷自動認識のための深層学習と精度向上手法に関する検討. *AI・データサイエンス論文集*, pp. 596–605, 2020.
- [22] 内藤勝太, 白松俊. Web 議論における bert を用いた関連情報推薦エージェント. *情報処理学会第 82 回全国大会講演論文集*, pp. 637–638, 2020.
- [23] 武藤彩加. 英語母語話者によるおいしさの表現: 日本語との比較を通して. *広島国際研究*, Vol. 22, pp. 105–115, 2016.
- [24] 本田達也, 北山大輔, 角谷和俊. オンラインショッピングサイトにおけるレビューを用いた商品対の目的判定による商品推薦. 2012 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 2012.
- [25] 木田巧, 豊田正史, 喜連川優. トレンドを考慮した検索クエリの分類手法の一検討. *日本データベース学会論文誌*, Vol. 9, No. 1, pp. 12–17, 2010.
- [26] 林央也, 吉野孝, 平林 (宮部) 真衣. 飲食レビューにおいて魅力を感じさせる言語表現の分析. 2021 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 2021.